文章编号:1671-251X(2024)S2-0145-04

基于大数据技术的煤矿设备健康管理系统研究

张富林

(成都锦城学院,四川 成都 611731)

摘要:随着煤矿设备升级改造速度的不断加快,保证煤矿设备安全、可靠运行是维持高效生产的基础。大数据技术在煤矿设备健康管理中的应用日益受到关注。采用 Hadoop 大数据分析云平台,设计了煤矿设备健康管理系统,对系统数据采集方式、特征数据处理方法和数据传输方式进行了研究,借助大数据分析手段对数据进行分析与挖掘,利用基于 BP 神经网络的预测模型对煤矿机电设备运行状态进行预测,实现煤矿设备健康管理系统的自动预警功能。实验结果表明,该系统能够有效预测采煤机的健康状态,与设备后续表现高度吻合,验证了系统的可行性和实用性。

关键词:煤矿设备健康管理;设备健康状态预测;大数据;Hadoop;BP 神经网络

中图分类号:TD67　　文献标志码:A

Research on coal mine equipment health management system based on big data technology

ZHANG Fulin

(Chengdu Jincheng University, Chengdu 611731, China)

0 引言

随着全球能源需求的持续增长和煤矿开采技术的不断进步,煤矿设备的安全性与可靠性已成为提升企业工作效率和保障生产安全的关键因素[1]。在复杂且高风险的煤矿作业环境中,设备故障不仅可能导致生产中断,还可能引发严重的安全事故,造成人员伤亡和财产损失[2]。因此,如何有效管理煤矿设备的健康状态,及时发现并预防潜在故障,成为煤矿企业亟待解决的重要问题[3]。

大数据技术作为当今信息技术发展的前沿领域,以其强大的数据处理和分析能力,为煤矿设备健康管理提供了新的解决方案[4]。通过大数据技术,可以实现对煤矿设备运行数据的全面采集、高效存储和深入分析,进而挖掘出设备运行状态的变化规律和潜在故障信息,为设备的预防性维护和健康管理提供有力支持[5-6]。

本文开展了基于大数据技术的煤矿设备健康管理系统研究,旨在利用 Hadoop 大数据分析云平台,构建一个集数据采集、处理、分析与预警于一体的煤矿设备健康管理系统。该系统可实现对煤矿设备运行状态的实时监测和准确预测,及时发现设备的异常情况并预警,为设备维护和管理提供科学依据。

1 基于大数据的煤矿设备健康管理系统设计

1.1 系统架构

Hadoop 平台的集群构建无需煤矿企业额外购置硬件设备,可充分利用企业现有的基础设施,只需配置适用于集群部署的计算机资源,并在计算机上部署虚拟机,即可轻松实现 Hadoop 集群的构建。Hadoop 大数据分析平台凭借云计算的强大能力,不仅确保了系统容纳海量数据的存储需求,还通过分布式计算架构实现了卓越的数据处理性能,从而保证高效的数据分析能力。

基于大数据的煤矿设备健康管理系统主要由数据采集、数据规范、数据存储、数据分析与决策 4 个部分构成,如图 1 所示,在数据采集部分,通过井下传感器采集煤矿机电设备的关键参数,如电压、电流、振动等,并利用 PLC 和工业以太网通信技术,将数据发送至地面服务器管理中心。数据规范部分采用 XML 文本格式作为传输媒介,解决异构数据孤立问题,实现数据规范化处理。数据存储部分包括:① 利用Redis 暂存实时数据,便于上层监管端实时显示。② 将历史数据存入 HBase 分布式文件系统,便于访问读取。远程服务器实时显示煤矿信息,直接调取 Redis 数据。数据分析与决策部分对数据

收稿日期:2024-11-12;**责任编辑**:李明。

作者简介:张富林(1982—),男,四川自贡人,副教授,硕士,研究方向为电子信息工程、信息安全、大数据技术,E-mail:lovetimi@yeah.net。

进行深入分析，实时反映井下工作站运转情况，剔除异常数据，实现设备故障诊断及报警功能，为煤矿安全管理提供决策支持。

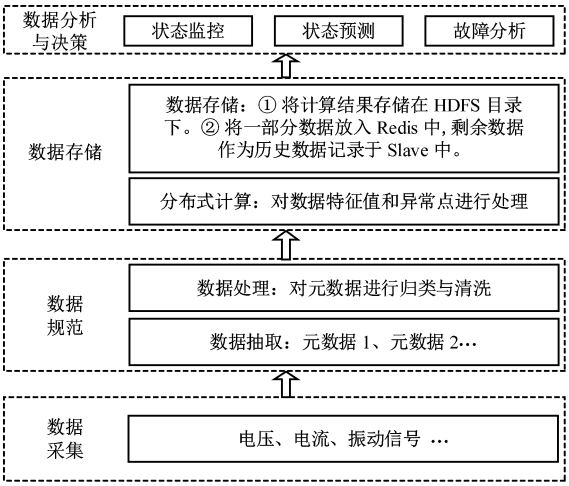

图 1 基于大数据的煤矿设备健康管理系统总体架构

1.2 基于 OPU UA 协议的数据采集方案

OPC 服务器负责数据采集，通过串口向煤矿井下设备发送指令。设备传感器完成数据采集后反馈给 OPC 客户端。采用西门子 WinCC 组态软件作为上位机，KepServer 作为 OPC 服务器。数据采集流程：数据经数据通道由 OPC 服务器获取，随后在 WinCC 组态画面中为每个数据添加对应地址，以实时显示其数值。该流程实现井下设备数据采集与上位机画面实时显示，为煤矿监控系统提供有效的数据支持。

基于 OPU UA 协议的数据采集方案主要包括控制不同设备的 PLC、本地监控服务器、数据库、云服务器，如图 2 所示。本地监控服务器通过以太网与工业网络相连，形成 C/S 架构的本地数据采集系统，以多线程模式高效采集设备数据，经解析封装后映射至预设地址空间。本地监控服务器与远程客户端构成 C/S 远程监控系统，将数据上传至云服务器。云服务器采用结构化存储，便于后续分析处理。为满足多样需求，云服务器整合 Redis 与关系数据库。Redis 基于内存，加速实时数据访问与并发请求处理；关系数据库存储历史数据及设备层次关系，便于历史数据检索。

1.3 特征数据提取与清洗

MapReduce 是 Hadoop 平台的关键批处理框架，利用底层分布式计算环境实现大数据的并行处理。它包含 Map 和 Reduce 两大功能。Map 阶段通过 Mapper 函数对数据进行过滤和转换，Reduce 阶段则通过 Reducer 函数聚合数据，实现规模收缩，得出最终处理结果。MapReduce 以其强大的计算模式，有效提升了大数据处理效率。

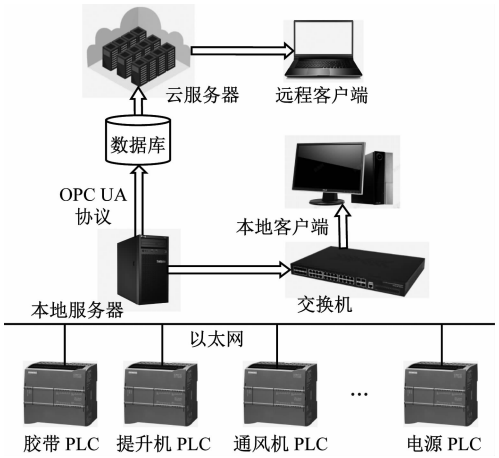

图 2 基于 OPU UA 协议的数据采集方案

采集完元数据后，在海量元数据中查找特征数据，清洗并提取特征数据。特征数据提取过程如图 3 所示。以 XML 文档技术对所有数据进行规范化处理，输出格式为＜a，data＞，利用 MapReduce 对输出数据进行并行处理，按照 MapReduce 处理后的结果进行统计。

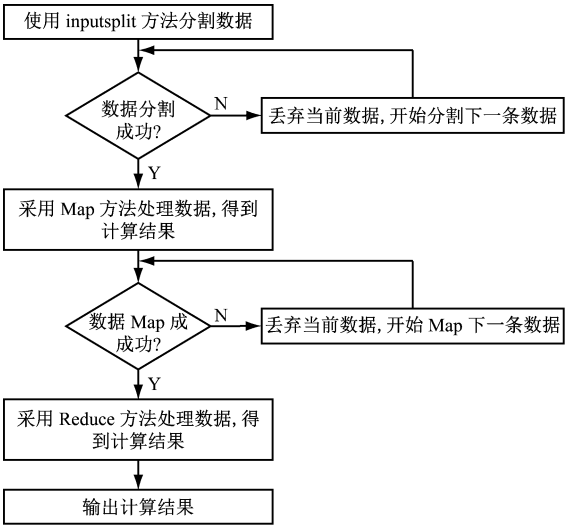

图 3 特征数据提取流程

特征数据提取后需上传到大数据平台，在此之前对数据进行清洗，利用标准方差对数据进行处理，通过式(1)描述需要剔除的数据量。

$$P(|x_i-\bar{X}|>3\delta)\leqslant 2-\phi(3)=a \qquad (1)$$

式中 a 为需要剔除的数据量。

1.4 煤矿设备数据传输架构

基于 Redis 的煤矿机电设备数据传输架构分为数据采集、传输、服务与应用 4 层，如图 4 所示。采集层在煤矿端服务器利用 OPC UA 协议收集数据并转换为统一的 XML 格式；传输层依赖 Redis 实时传输模拟量数据至数据管理中心；服务层通过大数据平台的分析工具为应用层提供支持；应用层展示管理系统数据、功能，如运行状态、报警、报表、实时曲线等，并应用算法实现设备故障诊断，将煤矿系

统与上层监管中心相连。

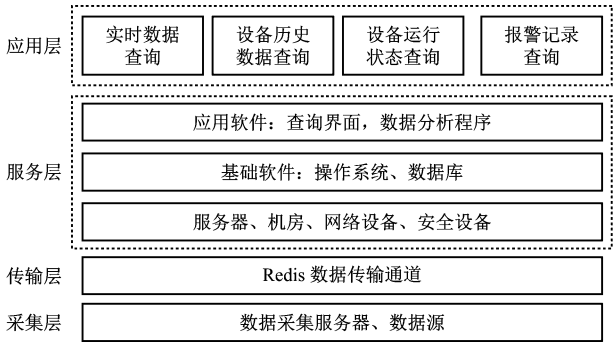

图 4　煤矿机电设备数据传输架构

2　基于 BP 神经网络的煤矿设备健康状态预测算法设计

2.1　状态评价指标

以采煤机关键部位指标体系为例,说明基于 BP 神经网络的煤矿设备健康状态预测算法实现思路。采煤机的液压部位、截割部位、牵引部位和变频部位是其重要部位,选取 4 个重要部位的参数作为设备状态评价指标,具体见表 1。

表 1　采煤机状态评价指标

部位	状态评价指标	极限值
液压部位	泵压力	提醒值 1.5 MPa,故障报警值 2 MPa
	泵冷却水压	提醒值 20 MPa,故障报警值 23 MPa
	泵工作转速	提醒值 1 470 r/min,故障报警值 1 550 r/min
截割部位	截割电动机温度	提醒值 135 ℃,故障报警值 155 ℃
	截割电动机电流	提醒值 27 A,故障报警值 36 A
牵引部位	牵引电动机电流	提醒值 18 A,故障报警值 24 A
	牵引电动机转速	提醒值 1 470 r/min,故障报警值 1 550 r/min
	牵引变压器温度	提醒值 135 ℃,故障报警值 155 ℃
变频器	电压传感器	提醒值 400 V,故障报警值 450 V
	电流传感器	提醒值 97 A,故障报警值 150 A

2.2　设备评估等级

为了对煤矿机电设备的运行状态给出合理评估,将设备的状态等级划分为正常、一般、提醒、故障,各等级对应的状态特征见表 2。

2.3　基于 BP 神经网络的煤矿设备健康状态预测模型

BP 神经网络的训练是一个不断试错与优化的过程,通过反复调整网络参数来最小化输出误差,直至达到预定的训练标准。基于 BP 神经网络的煤矿设备健康状态预测模型建立步骤如下。

1) 确定神经网络结构,包括输入、输出及隐藏层神经元个数,初始化权重和偏置值。

表 2　各等级所对应的状态特征

状态描述指数	等级	状态描述
0.9～1.0	正常	参数未偏离,设备正常运行
0.6～0.9	一般	参数大部分正常,运行较为平稳,可继续运行
0.3～0.6	提醒	参数偏离正常值较大,机器运行有颠簸,待工作结束后停机维护
0～0.3	故障	参数出现剧烈波动,严重偏离正常值,设备需要立即停车,检修保养

2) 将采煤机状态评价指标作为模型输入样本,设备评估等级作为期望输出,并对训练样本进行归一化处理。

3) 计算隐藏层的输入 m_h 和输出 $f(c_h)$。

$$m_h = \sum_{i=1}^{d} w_{dh} x_i \tag{2}$$

$$f(c_h) = \frac{1}{1-\exp(c_h)} \tag{3}$$

式中:w_{dh} 为第 h 层第 d 个神经元的权重;x_i 为第 i 个输入。

4) 计算输出层神经元的输入值 R_h 和最终输出值 $f(R_h)$。

$$R_h = \sum_{i=1}^{q} w_{ij} f(c_h) \tag{4}$$

$$f(R_h) = \frac{1}{1-\exp(R_h)} \tag{5}$$

对最终输出值 $f(R_h)$ 和设备评估等级进行对比,预测得到采煤机健康状态。

2.4　模型测试与分析

以采煤机为实验对象,收集采煤机所有重要部位的历史状态参数,将其输入模型进行训练,把多组测试数据送入训练完毕的模型进行测试。测试结果见表 3。可看出模型预测的故障类型和采煤机后续表现基本吻合,证明模型能够有效预测采煤机的健康状态,将其应用在煤矿设备健康管理系统中,可提前对设备健康状况进行预测,及早发现问题,提前消除设备安全隐患。

表 3　模型测试结果

输出值	健康状态	采煤机后续表现
0.92	正常	后续 2 h 内采煤机 4 个重要部位稳定运行
0.95	正常	后续 2 h 内采煤机 4 个重要部位稳定运行
0.56	提醒	采煤机停车维护后,发现齿轮箱润滑油液位较低
0.72	一般	后续 2 h 内采煤机 4 个重要部位稳定运行
0.1	故障	10 min 后采煤机电动机电流过大,自动停车

(下转第 152 页)

5 结语

为了提高锂离子电池 SOH 估算的精度，使其更易于监测，并为电池使用规划提供足够精确的数据支持，选取电池快换车电池为研究对象，对电池的内部外部进行理论分析和研究，探讨了影响电池快换车电池 SOH 衰减的相关因素，提取出与电池 SOH 衰减相关度最高的三组特征。采用改进后的蝙蝠算法对支持向量回归的超参数进行了优化，将 IBA 与 SVR 结合形成了联合估算模型。利用测试函数和数据对估算模型进行了验证，结果表明，IBA 优化的 SVR 相对于传统 SVR 具有更高的估算精度，验证了 IBA-SVR 算法在锂离子电池 SOH 估算上的有效性。

参考文献：

[1] 何洋，彭以平. 电动汽车锂离子电池健康状态估算及寿命预测方法综述[J]. 汽车实用技术，2018，44(11)：16-18.

[2] 吕克洪，程先哲，李华康，等. 电子设备故障预测与健康管理技术发展新动态[J]. 航空学报，2019，40(11)：18-29.

[3] 李丽敏，温宗周，宋玉琴. 基于 IUPF 的锂离子电池剩余使用寿命预测方法[J]. 计算机与现代化，2018(7)：77-81.

[4] WANG Yujie, CHEN Zonghai. A framework for state-of-charge and remaining discharge time prediction using unscented particle filter[J]. Applied Energy，2020，260(15)：114324. 1-114324. 11.

[5] DUAN Bin，ZHANG Qi，GENG Fei，et al. Remaining useful life prediction of lithium-on battery based on extended Kalman particle filter [J]. International Journal of Energy Research，2020，44(3)：1724-1734.

[6] ZHANG Chenbin，ZHU Yayun，DONG Guangzhong，et al. Data riven lithium-on battery states estimation using neural networks and particle filtering [J]. International Journal of Energy Research，2019.

[7] 吴皓文，王军，龚迎莉，等. 储能技术发展现状及应用前景分析[J]. 电力学报，2021，36(5)：434-443.

[8] 康道新. 基于改进无迹卡尔曼算法的电动汽车动力电池健康状态估算研究[D]. 青岛：青岛大学，2021.

[9] 穆邱倩. 数据驱动的锂离子电池剩余寿命预测方法研究[D]. 西安：长安大学，2021.

[10] AALDERING L J，LEKER J，SONG C H. Analysis of technological knowledge stock and prediction of its future development potential：The case of lithium-ion batteries[J]. Journal of Cleaner Production，2019，223：301-311.

[11] KIM J，CHUN Huiyong，KIM M，et al. Data-driven state of health estimation of Li-Ion batteries with RPT-reduced experimental data[J]. IEEE Access，2019，7：106987-106997.

[12] XU Zhicheng，WANG Jun，LUND P D，et al. Co-estimating the state of charge and health of lithium batteries through combining a minimalist electrochemical model and an equivalent circuit model [J]. Energy，2022，240：122815.

[13] 丁一，刘盛终，王旭东，等. 基于混合核函数相关向量机的铅酸蓄电池 SOH 估计方法研究[J]. 电气传动，2021，51(22)：56-62.

[14] 陶炳全，张华，杨星焕，等. 汽车氢镍电池负极材料的热处理与性能研究[J]. 电源技术，2020，44(11)：1642-1646.

[15] 王宁，刘晓峰，陈泽华. 锂离子电池寿命估算综述[J]. 电器与能效管理技术，2018(11)：1-13.

[16] 刘皓，胡明昕，朱一亨，等. 基于遗传算法和支持向量回归的锂电池健康状态预测[J]. 南京理工大学学报，2018，42(3)：329-334，351.

[17] 苏颖. 基于蝙蝠算法优化支持向量机的电力变压器故障诊断研究[D]. 兰州：兰州交通大学，2021.

（上接第 147 页）

3 结语

基于大数据技术设计了煤矿设备健康管理系统，实现了对煤矿设备运行状态的实时监测与准确预测。通过 Hadoop 云平台的高效数据存储与处理能力，结合 BP 神经网络预测模型，系统能够及时发现设备异常并进行预警，为煤矿设备的维护与管理提供了科学依据。实验结果表明，该系统能够有效预测采煤机的健康状态，与设备后续表现高度吻合，验证了系统的可行性和实用性。

参考文献：

[1] 仇凯，颜雷，陈云龙. 煤矿机电设备健康管理与预防性维护[J]. 内蒙古煤炭经济，2024(4)：124-126.

[2] 柴晓凡. 煤矿机电设备健康智能化管理系统关键技术研究[J]. 煤矿现代化，2021(1)：166-168.

[3] 曹现刚，马宏伟，段雍，等. 煤矿设备智能维护与健康管理技术研究现状与展望[J]. 智能矿山，20201(1)：105-111.

[4] 刘正佳. 基于智能评估技术的煤矿机电设备健康诊断系统设计[J]. 中国机械，2024(17)：42-45.

[5] 杨德清. 大数据技术技术在提高矿山安全生产中的具体应用[J]. 世界有色金属，2021，(17)：103-104.

[6] 牛宝光，任涛，郭成，等. 大数据在煤矿安全生产中的应用研究[J]. 内蒙古煤炭经济，2024(16)：91-93.